УДК 004.4 DOI 10.31114/2078-7707-2018-2-59-63

Метод снижения размерности обучающих наборов при построении нейроморфного справочника неисправностей для аналоговых интегральных схем

С. Г. Мосин

Казанский федеральный университет, smosin@ieee.org

***Аннотация* — Методы машинного обучения активно используются для построения нейроморфных справочников неисправностей (НСН), которые обеспечивают диагностику неисправностей аналоговых и смешанных интегральных схем в ассоциативном режиме. Многие проблемы обучения нейронной сети, связанные с большим объемом исходных данных, могут быть решены путем уменьшения размеров обучающих наборов и использования в них только существенных характеристик. В статье предложен метод, основанный на вычислении энтропии, для выбора существенных характеристик обучающего набора, разработан соответствующий алгоритм. Представлены результаты экспериментальных исследований для аналогового фильтра, которые демонстрируют высокую эффективность предлагаемого метода: снижение времени обучения нейронной сети в 192 раза, покрытие полученным НСН до 95.0% катастрофических и до 84.81% параметрических неисправностей при диагностике.**

***Ключевые слова* — диагностика неисправностей, нейроморфный справочник неисправностей, аналоговые ИС, энтропия, машинное обучение, автоматизация проектирования.**

I. Введение

Диагностика неисправностей аналоговых и смешанных интегральных схем (ИС) остается важным этапом производственного цикла, обеспечивающим высокое качество и надежность изделий микроэлектроники [1-2]. Рост функциональной и структурной сложности современных аналоговых и смешанных ИС определяет для них увеличение сложности диагностики неисправностей. Методы, основанные на моделировании неисправностей, в отличие от методов, основанных на контроле соответствия спецификации, обеспечивают решение не только задачи тестирования, но и диагностики неисправностей [3]. Моделирование поведения исправной схемы и схемы с возможными неисправностями с использованием соответствующих моделей требует серьезных вычислительных и временных затрат [4]. В результате моделирования накапливаются большие объемы информации о поведении схемы.

Интенсивный рост производительности современных вычислительных систем определяет бурное развитие приложений, основанных на методах машинного обучения (МО) и интеллектуального анализа данных, в том числе для задачи диагностики неисправностей в аналоговых и смешанных ИС [5]. Использование МО позволило перейти от традиционных справочников неисправностей (СН) в виде параметрических таблиц к нейросетевым, работающим в ассоциативном режиме. В этом случае существенно снижается время обнаружения и диагностики потенциальной неисправности, но появляются традиционные проблемы, связанные с обучением нейронной сети (НС) [6-9]:

- выбор архитектуры нейронной сети (вид НС, количество слоев и нейронов, используемая передаточная функция и др.);
- выбор обучающих наборов;
- снижение размерности обучающих наборов и др.

В данной работе предложен основанный на вычислении энтропии метод снижения размерности обучающего набора, а, следовательно, и снижения нейронов во входном слое НС.

II. Алгоритм выбора существенных характеристик на основе вычисления энтропии

Исходные данные для построения нейросетевого справочника неисправностей накапливаются в ходе моделирования во временной области исправного и неисправного поведения схемы для заданного набора неисправностей. Для учета влияния допусков на поведение схемы каждое состояние моделируют многократно с применением метода Монте-Карло. Временные отклики схемы в тестовых узлах нецелесообразно напрямую использовать для обучения НС. Как правило, предварительно выполняют спектральное разложение непрерывного сигнала во временной области в дискретный сигнал в частотной области, используя Фурье или вейвлет преобразования. В итоге для каждого i-го отклика формируют вектор коэффициентов $\mathbf{x}_i = \left[x_{ij} \right]$, $i, j \in \mathbf{Z}_+$, $x_{ij} \in \mathbf{R}$, i – количество откликов схемы, j – количество

коэффициентов для каждого отклика. Поведение исправной и неисправной схемы можно представить матрицей $\mathbf{X}=\left[\mathbf{x}_i\right]$, $\mathbf{X}\in\Re_{i\times j}$, которая состоит из подматриц $\mathbf{X}^k\in\Re_{m_k\times j}$ для каждого рассматриваемого k-го состояния схемы, $m_k\in\mathbf{Z}_+$ определяет число итераций методом Монте-Карло для k-го состояния.

В общем случае поведение схемы для различных состояний может совпадать, т.е.

$$\exists(i,j),\ \mathbf{X}^i\cap\mathbf{X}^j\neq\varnothing,\ i\neq j,\ i,j\in\mathbf{Z}_+, \tag{1}$$

тогда диагностика будет возможна с точностью до двойственной группы (*AG*).

Для однозначной диагностики важно выполнение следующего условия

$$\mathbf{X}_i^p\neq\mathbf{X}_j^r,\ \forall i,j,p,r,\ i\in\left[1..m_p\right],\ j\in\left[1..m_r\right],\ p\neq r\,. \tag{2}$$

Не все коэффициенты в векторе $\mathbf{x}_i$ значимы для решения задачи диагностики. Для снижения неоднозначности, а также сложности обучения нейронной сети с использованием $\mathbf{x}_i$ важно выбрать только существенные коэффициенты, влияющие на различимость различных состояний схемы. Для выбора соответствующих коэффициентов предложено использовать энтропию.

Для расчета энтропии необходимо преобразовать матрицу $\mathbf{X}$ согласно следующим правилам:

1. Для каждого столбца j близкие значения коэффициентов включить в двойственную группу $\mathbf{AG}_j^k$, $k=1..n_j$, n_j – количество двойственных групп в столбце j.

2. Заменить в каждом столбце значения коэффициентов номерами двойственных групп (k), к которым они принадлежат.

Таким образом, двойственное группирование $AG:\mathbf{X}\to\mathbf{S}$ приводит к построению матрицы $\mathbf{S}=\left[s_{ij}\right]$, $s_{ij}\in\mathbf{Z}_+$ с номерами двойственных групп.

Пусть N_{pr}, $p\in\left[1..k\right]$ – количество элементов в двойственной группе $\mathbf{AG}_r^p$. Вероятность появления любого состояния из двойственной группы $\mathbf{AG}_r^p$ равна отношению N_{pr}/m_i, m_i – количество строк в матрице $\mathbf{S}$. Тогда энтропия для любого j-го столбца матрицы $\mathbf{S}$ вычисляется согласно выражению (3).

Количество строк в матрице $\mathbf{S}$ есть фиксированная величина, поэтому объем информации, важной для диагностики неисправностей с применением j-го коэффициента, становится максимальным при минимизации коэффициента энтропии (4)-(5).

$$\begin{aligned}E_j=-\Bigg[&\frac{N_{1j}}{m_i}\log\left(\frac{N_{1j}}{m_i}\right)+\frac{N_{2j}}{m_i}\log\left(\frac{N_{2j}}{m_i}\right)+\ldots\\ &\ldots+\frac{N_{kj}}{m_i}\log\left(\frac{N_{kj}}{m_i}\right)\Bigg]=\log\left(m_i\right)-\frac{1}{m_i}\sum_{i=1}^{k}N_{ij}\log\left(N_{ij}\right).\end{aligned} \tag{3}$$

$$\arg\max_j\left(E_j\right)=\arg\min_j\left(ER_j\right), \tag{4}$$

$$ER_j=\sum_{i=1}^{k}N_{ij}\log\left(N_{ij}\right). \tag{5}$$

III. Описание алгоритма

Алгоритм выбора существенных коэффициентов включает следующие шаги:

1. Сформировать матрицу $\mathbf{S}$ по известным значениям коэффициентов выходных откликов схемы из $\mathbf{X}$.

2. Вычислить число элементов в каждой двойственной группе для каждого j-го столбца матрицы $\mathbf{S}$.

3. Рассчитать коэффициент энтропии $ER(j)$.

4. Добавить j-й коэффициент с минимальным значением $ER(j)$ во множество выбранных ранее коэффициентов и исключить соответствующий столбец из дальнейших расчетов.

5. Переформировать матрицу $\mathbf{S}$ в соответствии с порядком двойственных групп выбранного коэффициента, а также удалить из нее строки, мощность двойственной группы для которых равна 1 для данного коэффициента. В случае k двойственных групп для выбранного j-го столбца матрицы $\mathbf{S}$ формируют k подматриц $\mathbf{S}^i$, $i=1..k$.

6. Рассчитать коэффициент $ER(j)$ для оставшихся коэффициентов с учетом присутствия двойственных групп в каждой из подматриц $\mathbf{S}^i$

$$ER(j)=\sum_{i=1}^{k}ER^i(j), \tag{6}$$

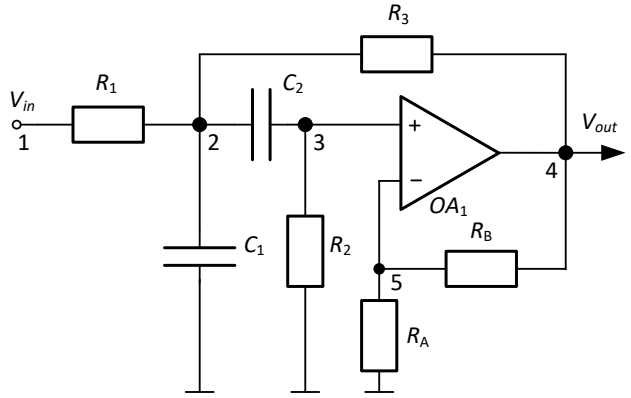
где $ER^i(j)$ - коэффициент энтропии, рассчитанный для подматрицы $\mathbf{S}^i$.

7. Если коэффициент $ER(j)$ оказывается равным нулю, для всех j или $ER(j)$ принимает то же значение, что и ранее, для всех j, то процесс прекращается. В противном случае необходимо перейти к шагу 4.

IV. Экспериментальная часть

Исследование предлагаемого метода выполнено для контрольной схемы аналогового фильтра Саллена-Ки (рис. 1). В качестве тестового сигнала используется

синусоидальный сигнал с амплитудой 1 В и частотой 72 Гц. Допуски на параметры внутренних компонентов схемы определены равными 10 % для резисторов и конденсаторов. Список рассмотренных одиночных неисправностей включает 14 катастрофических и 14 параметрических неисправностей. Катастрофические неисправности представлены обрывом цепи (ОЦ) и коротким замыканием (КЗ) для каждого компонента схемы. Параметрические неисправности для каждого компонента задаются отклонениями ± 50% от его номинального значения.



$R_1 = R_3 = R_B = 10$ *кОм*, $R_2 = 20$ *кОм*, $R_A = 5$ *кОм*, $C_1 = C_2 = 220$ *нФ*

Рис. 1. Схема аналогового фильтра Саллена-Ки

Моделирование схемы фильтра для 29 состояний (одно исправное и 28 неисправных) выполнено во временной области с использованием метода Монте-Карло. Для моделирования схем использован пакет PSpice САПР CADENCE. Количество итераций для исправного состояния составляет 20 000, а для каждого неисправного состояния – 5 000. Выходные отклики измеряются в течение одного периода относительно тестового узла 4 через 80 мс с момента запуска теста (по завершении переходных процессов).

Вейвлет Добеши четвертого порядка (db4) используется для преобразования выходных откликов из временной области в частотную. В результате для каждого сигнала формируется вектор коэффициентов длиной 148 элементов. В обучающее множество включены 600 векторов из 20 000 для исправного состояния и 200 векторов из 5 000 для каждого неисправного состояния. В результате обучающий набор представлен матрицей коэффициентов вейвлет-преобразования размерностью 6 200 на 148 элементов. Отклики, не включенные в обучающий набор, образуют тестовый набор.

Трехслойная нейронная сеть использована для построения нейроморфного справочника неисправностей. Количество нейронов во входном слое равно количеству коэффициентов в строке матрицы обучающих наборов. Выходной слой состоит из 29 нейронов для представления рассматриваемых состояний схемы относительно соответствующего отдельного выходного нейрона. Количество нейронов во входном слое для исходной матрицы равно 148, после применения метода выбраны только 19 существенных коэффициентов, что позволило сократить размерность обучающего набора в 7.8 раз.

Пакет инструментов Neural Network программы математических расчетов MATLAB использован для построения и обучения нейронной сети на вычислительной системе с процессором Intel® Core ™ i7-4770 CPU @ 3.40 ГГц и оперативной памятью 8 ГБ.

Таблица 1

Статистика покрытия отдельных неисправностей

Номер НСН		**1**				**2**			
Архитектура НСН[1]		148 : 20 : 29				19 : 20 : 29			
Время одной эпохи обучения, сек.		**μ**[2]		**σ**[3]		**μ**		**σ**	
		2328.95		30.04		12.11		1.53	
Состояние схемы		***FC*$_{test}$**		***FC*$_{diag}$**		***FC*$_{test}$**		***FC*$_{diag}$**	
		μ	**σ**	**μ**	**σ**	**μ**	**σ**	**μ**	**σ**
Исправное		92.09	0.85	-	-	90.46	1.08	-	-
Катастрофические неисправности	R_1_КЗ	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0	99.99	0.03
	R_1_ОЦ	100.0	0.0	99.77	0.30	95.35	1.84	77.41	10.05
	R_2_КЗ	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0
	R_2_ОЦ	100.0	0.0	99.60	0.89	100.0	0.0	99.91	0.05
	R_3_КЗ	99.95	0.07	95.83	0.65	99.97	0.04	94.38	1.10
	R_3_ОЦ	100.0	0.0	99.93	0.15	100.0	0.0	99.70	0.24
	R_A_КЗ	100.0	0.0	99.36	0.12	99.99	0.03	99.63	0.29
	R_A_ОЦ	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0
	R_B_КЗ	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0
	R_B_ОЦ	100.0	0.0	99.50	0.07	100.0	0.0	95.78	0.29
	C_1_КЗ	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0
	C_1_ОЦ	99.84	0.20	95.70	1.86	99.91	0.12	87.19	5.26
	C_2_КЗ	100.0	0.0	58.92	0.61	100.0	0.0	75.98	13.87
	C_2_ОЦ	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0	100.0	0.0
Параметрические неисправности	R_1_+50%	80.21	0.84	57.23	14.51	81.69	1.43	61.53	16.22
	R_1_–50%	96.09	0.31	91.96	0.54	95.93	0.75	91.14	1.74
	R_2_+50%	98.10	0.20	86.58	4.05	97.70	0.56	86.02	4.72
	R_2_–50%	100.0	0.0	86.58	10.18	100.0	0.0	94.81	6.85
	R_3_+50%	92.88	0.36	85.80	0.83	93.90	0.61	87.25	3.83
	R_3_–50%	99.93	0.13	71.12	6.01	99.96	0.05	67.89	13.82
	R_A_+50%	96.93	0.11	74.17	12.89	97.61	0.50	87.19	5.29
	R_A_–50%	99.82	0.21	87.68	1.38	99.98	0.03	80.75	3.89
	R_B_+50%	95.44	3.06	66.82	22.98	98.33	0.84	80.22	4.03
	R_B_–50%	100.0	0.0	96.73	1.32	100.0	0.0	94.51	1.55
	C_1_+50%	99.79	0.05	95.04	0.24	99.71	0.26	88.90	3.08
	C_1_–50%	99.98	0.02	96.87	1.07	99.99	0.03	93.02	2.26
	C_2_+50%	94.29	0.63	73.42	7.57	95.76	1.01	80.06	6.50
	C_2_–50%	100.0	0.0	95.95	4.91	100.0	0.0	94.00	5.99

[1] Количество нейронов в первом: втором: третьем слое НС;
[2] μ – математическое ожидание;
[3] σ – среднеквадратическое отклонение.

Проведено многократное обучение НСН с использованием полного и сокращенного обучающего набора. Статистические результаты покрытия отдельных неисправностей для тестового набора, полученные на двух архитектурах НСН, показаны в Таблице 1. Анализ значений покрываемости отдельных неисправностей для режимов тестирования (FC_{test}) и диагностики (FC_{diag}) демонстрирует адекватность перехода от архитектуры 1 к архитектуре 2.

Обнаружение исправного состояния фильтра на уровне порядка 90.5 % связано с подобием поведения исправно функционирующей схемы и схемы с несколькими типами параметрических неисправностей. Увеличение количества откликов в обучающем наборе для исправной схемы улучшит качество диагностики для этого состояния, но в то же время приведет к увеличению ошибки второго рода, когда для соответствующих параметрических неисправностей схема будет признаваться исправной.

Общие статистические значения покрываемости неисправностей для режимов тестирования и диагностики, обеспеченные НСН с различными рассмотренными архитектурами, представлены в таблице 2. Применение предложенного метода обеспечило уменьшение размера обучающего набора за счет выбора существенных коэффициентов для диагностики рассматриваемых в схеме фильтра неисправностей в 7.8 раз и сокращение времени обучения в 192 раза, демонстрируя при этом высокий уровень покрытия неисправностей. Результирующий НСН обеспечивает до 100 % покрытия отдельных неисправностей и до 99.7 % полного покрытия неисправностей в схеме фильтра.

Таблица 2

Статистика общего покрытия неисправностей

Номер НСН	α		FC_{all}		FC_{cat}		FC_{par}	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ
Тестирование								
1	7,91	0,85	98,33	0,16	99,99	0,02	96,68	0,32
2	9,54	1,08	98,42	0,17	99,66	0,13	97,18	0,27
Диагностика								
1	-	-	89,40	0,54	95,51	1,93	83,28	2,19
2	-	-	89,90	1,01	95,00	1,32	84,81	2,07

α – величина ошибки первого рода для исправного состояния;
FC_{all} – покрываемость всех типов рассмотренных неисправностей;
FC_{cat} – покрываемость катастрофических неисправностей;
FC_{par} – покрываемость параметрических неисправностей.

V. Заключение

Современные вычислительные системы позволяют провести исчерпывающее моделирование поведения аналоговых и смешанных интегральных схем с учетом как исправного состояния, так и потенциальных неисправных состояний с учетом допусков компонентов и использования метода статистических испытаний. Всестороннее моделирование поведения схемы приводит к накоплению больших объемов данных, которые могут быть обработаны с использованием методов машинного обучения и интеллектуального анализа данных. Методы машинного обучения активно используются для построения нейроморфных справочников неисправностей, которые обеспечивают диагностику неисправностей аналоговых и смешанных ИС в ассоциативном режиме. Многие проблемы обучения нейронной сети, связанные с большим объемом исходных данных, могут быть решены путем уменьшения размера обучающих наборов и использования только существенных характеристик.

Предлагаемый метод на основе энтропии позволяет уменьшить количество коэффициентов во входном обучающем наборе. Экспериментальные результаты подтвердили эффективность предлагаемого метода: сокращение обучающего набора в 7.8 раза привело к сокращению времени обучения более чем в 192 раза. НСН, полученный в результате, обеспечивает решение задач, как тестирования, так и диагностики неисправностей в ассоциативном режиме, что позволяет существенно сократить время реализации данных процедур для партии ИС. Экспериментальные исследования демонстрируют высокий уровень покрытия неисправностей: при тестировании для катастрофических неисправностей до 99.66% и для параметрических неисправностей до 97.18%; а при диагностике до 95.0% и 84.81% для катастрофических и параметрических неисправностей соответственно. Предлагаемый метод может быть интегрирован в маршрут тестопригодного проектирования аналоговых и смешанных ИС.

Работа выполнена за счет средств субсидии, выделенной в рамках государственной поддержки Казанского (Приволжского) федерального университета в целях повышения его конкурентоспособности среди ведущих мировых научно-образовательных центров.

Литература

[1] Емашов А.В. Задачи построения алгоритмов поиска неисправностей аналоговых промышленных объектов // Системы. Методы. Технологии, 2017, № 1(33), с. 85-90.

[2] Воловикова Е.В., Увайсов С.У. Диагностика аналоговых схем с учетом тепловых режимов электро- и радиоэлементов // Качество. Инновации. Образование, 2009, № 3(46), с. 23-29.

[3] Bilski P., Wojciechowski J. Automatic parametric fault detection in complex analog systems based on a method of minimum node selection // International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 2016, vol. 26, No. 3, pp. 655–668

[4] Xu Q.，Cui S.，Xu C.，Han L. The Research on Fault Model in Nonlinear Analog and Mixed-Signal Circuits // Procedia Engineering, 2012, vol. 29, pp. 4152-4156.

[5] Bilski P., Wojciechowski J. Artificial intelligence methods in diagnostics of analog systems // International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 2014, vol. 24, No. 2, pp. 271–282.

[6] Мосин С.Г. Тестирование аналоговых схем с использованием нейросетевого сигнатурного анализатора // Вестник информационных и компьютерных технологий, 2012, № 10, с. 3-8.
[7] Rutkowski J., Grzechca D. Use of Artificial Intelligence Techniques to Fault Diagnosis in Analog Systems // Proc. 2nd European Computing Conference (ECC'08), 2008, pp. 267-274.
[8] Mosin S. Quality improvement of analog Circuits Fault Diagnosis based on ANN using clusterization as preprocessing // Proc. of IEEE East-West Design and Test Symposium (EWDTS'2015), 2015. pp. 96-99.
[9] Mosin S. A technique of analog circuits testing and diagnosis based on neuromorphic classifier // Advances in Intelligent Systems and Computing, 2016, vol. 425, pp. 381-393.

Method for Reducing the Dimension of Training Sets at Constructing Neuromorphic Fault Dictionary for Analog Integrated Circuits

S.G. Mosin

Kazan Federal University, smosin@ieee.org

***Abstract* - Machine learning methods are actively used for the construction of neuromorphic fault dictionaries (NFD), which provide diagnostics of faults in analog and mixed-signal integrated circuits in the associative mode. Many problems of a neural network training associated with a large amount of raw data can be solved by reducing the dimension of training sets and using only significant characteristics for training purpose.**

Entropy-based method is proposed for selecting the essential characteristics of a training set. The algorithm implementing the proposed method is considered and used for development of corresponding software.

The study of the proposed method is performed for the benchmark circuit of the Sallen-Key analog filter. The results of experimental studies demonstrate the high efficiency of the proposed method.

The application of the proposed method has provided reducing the dimension of training set by 7.8 times by selecting the sufficient coefficients and reducing the training time by 192 times, while demonstrating high level of fault coverage. The resulting NFD provides coverage up to 100% of individual faults and up to 99.7% of the overall fault coverage for the filter.

The proposed method can be integrated into the design-for-testability flow for analog and mixed-signal ICs.

***Keywords* — fault diagnostics, neuromorphic fault dictionary, analog integrated circuits, entropy, machine learning, design automation.**

ACKNOWLEDGEMENT

The work is supported by the Russian Government Program for Competitive Growth of Kazan Federal University.

REFERENCES

[1] Emashov A.V. The problems of constructing algorithms for troubleshooting analog industrial objects // Sistemy. Metody. Tekhnologii, 2017, № 1(33), pp. 85-90. (In Russian)
[2] Volovikova E.V., Uvaysov S.U. Diagnostics of analog circuits taking into account thermal conditions of electro- and radio elements // Kachestvo. Innovatsii. Obrazovanie, 2009, № 3(46), pp. 23-29. (In Russian)
[3] Bilski P., Wojciechowski J. Automatic parametric fault detection in complex analog systems based on a method of minimum node selection // International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 2016, vol. 26, No. 3, pp. 655–668
[4] Xu Q.，Cui S.，Xu C.，Han L. The Research on Fault Model in Nonlinear Analog and Mixed-Signal Circuits // Procedia Engineering, 2012, vol. 29, pp. 4152-4156.
[5] Bilski P., Wojciechowski J. Artificial intelligence methods in diagnostics of analog systems // International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 2014, vol. 24, No. 2, pp. 271–282.
[6] Mosin S.G. A testing of analog circuits using neural network signature analyzer // Vestnik komp'iuternykh I informatsionnykh tekhnologii. 2012, vol. 10. pp. 3–8. (In Russian)
[7] Rutkowski J., Grzechca D. Use of Artificial Intelligence Techniques to Fault Diagnosis in Analog Systems // Proc. 2nd European Computing Conference (ECC'08), 2008, pp. 267-274.
[8] Mosin S. Quality improvement of analog Circuits Fault Diagnosis based on ANN using clusterization as preprocessing // Proc. of IEEE East-West Design and Test Symposium (EWDTS'2015), 2015. pp. 96-99.
[9] Mosin S. A technique of analog circuits testing and diagnosis based on neuromorphic classifier // Advances in Intelligent Systems and Computing, 2016, vol. 425, pp. 381-393.